ISSN 1561-5359. Штучний інтелект, 2018, № 2

УДК 004.9

О.М. Березький, О.Й. Піцун, Л.О. Дубчак
Тернопільський національний економічний університет, Україна
вул. Львівська, 11, м. Тернопіль, 46004

ЗАСОБИ ШТУЧНОГО ІНТЕЛЕКТУ В СИСТЕМАХ АВТОМАТИЗОВАНОЇ МІКРОСКОПІЇ

O.M. Berezsky, O.Y. Pitsun, L.O. Dubchak
Ternopil National Economic University, Ukraine
11, Lvivska st., Ternopil, 46004

MEANS OF ARTIFICIAL INTELLIGENCE IN AUTOMATED SYSTEMS MICROSCOPY

Проведено аналіз сучасних засобів штучного інтелекту: інженерії знань та обчислювального інтелекту. В інженерії знань проаналізовано експертні системи. Проаналізовано засоби обчислювального інтелекту: нечітку логіку, нейронні мережі, генетичні алгоритми та еволюційні обчислення. Показано особливості цифрових гістологічних і цитологічних зображень передракових та ракових станів молочної залози. Побудовано систему попередньої постановки діагнозу на основі згорткових нейронних мереж та нечіткої бази знань. Здійснено класифікацію цитологічних і гістологічних зображень на основі згорткових нейронних мереж і проведено порівняння з відомими класифікаторами.

Ключові слова: штучний інтелект, система автоматизованої мікроскопії, згорткові нейронні мережі, нечітка база знань

The computing intelligence has been carried out. In engineering knowledge analyzed expert systems. The tools of computational intelligence are analyzed: fuzzy logic, neural networks, genetic algorithms and evolutionary computing. The features of digital histological and cytological images of precancerous and cancerous conditions of the breast cancer are shown. The system of preliminary diagnosis on the basis of convolutional neural networks and fuzzy knowledge base has been constructed. The classification of cytological and histological images based on convolutional neural networks is carried out and a comparison with known classifiers is carried out.

Key words: Artificial intelligence, automated microscopy system, convolutional neural networks, fuzzy knowledge base

Вступ

На даний час штучний інтелект у своєму арсеналі має різноманітні засоби. Він включає в себе традиційні засоби (hard computing) і сучасні «м’які» засоби (soft computing). До традиційних засобів відноситься інженерія знань. «М’які» засоби є основою обчислювального інтелекту. Обчислювальний інтелект має такі напрямки: 1) нечітку логіку, 2) нейронні мережі, 3) генетичні алгоритми та еволюційні обчислення [1]. За останні п’ять років різко зросла популярність застосування методів машинного навчання в штучному інтелекті. Такі технології як Big Data утримують статус IT-тренда сучасності, так і алгоритми машинного навчання є потужним інструментом, орієнтованим на прогнозування великих обсягів даних.

Технологія глибинного навчання показала вражаючу ефективність у різних застосуваннях комп’ютерного зору, таких як класифікація зображень, виявлення об'єктів та семантична сегментація [2].

Основою інженерії знань є бази знань і системи, які базуються на них, наприклад, експертні системи. Для побудови баз знань необхідно добувати знання з різних носіїв, наприклад, людей-експертів або текстових описів. Основною перевагою експертних систем є можливість накопичення знань і збереження їх упродовж тривалого часу. На відміну від людини, експертні системи оцінюють інформацію об'єктивно, що покращує якість проведеної експертизи [3]. В обчислювальному інтелекті в основному використовують

нечіткі системи і штучні нейронні мережі [4, 5].

Основною проблемою дослідження та діагностування передракових і ракових станів органів людини є складність і трудомісткість процесу. Для діагностики таких станів використовують гістологічні та цитологічні зображення [6]. Вони характеризуються високою складністю опрацювання через значний рівень шуму, неоднорідність, нерівномірність освітлення зразків під мікроскопом [7].

Існуючі засоби, реалізовані в системах автоматизованої мікроскопії (САМ), забезпечують якісну обробку зображень лише на низькому та середньому рівнях комп'ютерного зору. До того ж, практично відсутні засоби штучного інтелекту.

Постановка проблеми

Отже, існуючою проблемою є розроблення та впровадження засобів штучного інтелекту в САМ. Це дозволить значно підвищити якість досліджень та спростити процес постановки діагнозу.

Аналіз публікацій

Науковці протягом довгого періоду часу приділяють увагу проблемі класифікації медичних зображень. Трендом останніх років є застосування згорткових нейронних мереж (ЗНМ). ЗНМ поєднує в собі виділення елементарних ознак зображення, формування більш складних ознак і власне розпізнавання. Ідея згорткових нейронних мереж полягає в чергуванні згорткових шарів, субдискретизуючих шарів і наявності повнозв'язних шарів на виході. У роботі [8] досліджується застосування ЗНМ для розпізнавання великих за розміром зображень. Акцентується увага на розробці ЗНМ з малим (3x3) розміром вікна фільтра. У роботі [9] наведено аналіз сучасних систем опрацювання зображень, виділено їх переваги та недоліки у питанні класифікації зображень для раннього виявлення раку грудей. Здійснено акцент на застосуванні згорткових нейронних мереж та технологій глибинного навчання. Ця методика досягла значних успіхів у великих задачах класифікації зображень в останні роки, зокрема в медицині. У статті [10] наведено структуру моделей ЗНМ для дослідження та виявлення раку молочної залози. Принципи застосування ЗНМ у медичних цілях наведено у публікації [7]. У даній роботі аналізуються ділянки легень для діагностування захворювань. Діагностування передракових і ракових станів є складним процесом, що потребує спеціальних навичок та досвіду лікаря-діагноста, тому особливу увагу слід приділити підготовці навчальної та тестової вибірки. ЗНМ можуть вивчати різні фенотипічні особливості для виявлення ядер клітин.

У роботі [11] проведено аналіз підходів до навчання та моделей ЗНМ для класифікації медичних зображень. Досліджені моделі містять від 5 до 160 мільйонів параметрів і варіюють за кількістю шарів.

У статті [12] розроблено автоматизовану систему для аналізу даних зображень для виявлення ракових випадків за допомогою Microarray технології. Пропонована система складається з трьох основних етапів: оброблення зображень, виведення даних і виявлення захворювання.

У публікації [13] розглядаються та узагальнюються застосування технологій обробки цифрових зображень на гістопатологічних зображеннях для виявлення раку молочної залози та обговорюються його майбутні можливості.

Застосування нечіткої логіки та нейронних мереж розкрито у роботі [3]. Такий підхід дозволив авторам побудувати систему діагностування на основі аналізу цитологічних зображень тканин шлунку, проте запропонована нейронечітка мережа потребує великої бази знань.

Мета дослідження

Отже, метою роботи є аналіз сучасних засобів штучного інтелекту в системах автоматизованої мікроскопії та розробка узагальненої системи класифікації цитологічних та гістологічних зображень на основі використання нечітких баз знань і ЗНМ.

Цитологічні та гістологічні зображення

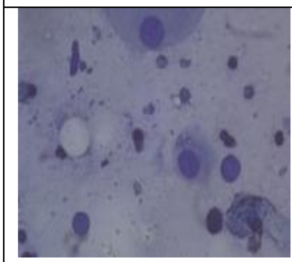
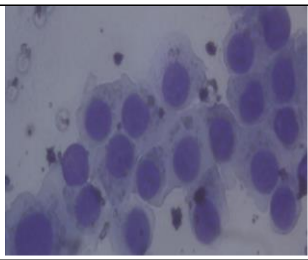
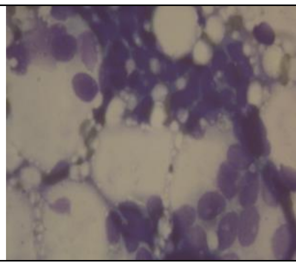
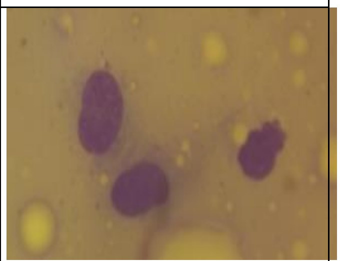
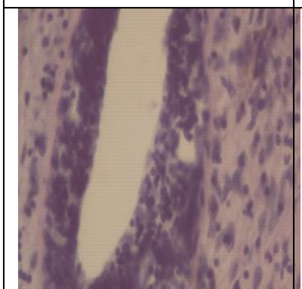
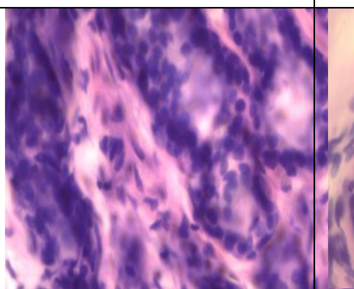
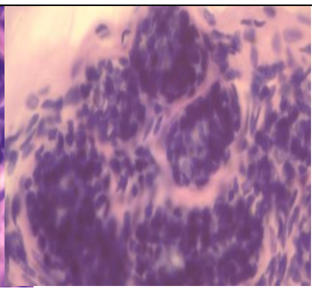
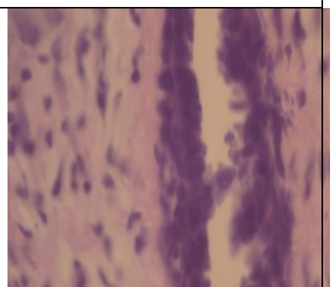
В області наукових досліджень медична візуалізація є субдисципліною в га-

лузі біомедичної інженерії, медичної фізики або медицини, залежно від контексту: отримання зображень (наприклад, рентгенографія), біомедична інженерія, медична фізика та інформатика.

Гістологія - розділ біології, що вивчає будову тканин живих організмів. Головним методом дослідження в гістології є мікроскопія. Гістологічне дослідження один із основних методів лабораторної діагностики новоутворень. Цитологія – це розділ біології, що вивчає живі клітини, їх будову, функціонування.

Формування навчальної вибірки для проведення комп'ютерних експериментів здійснювалось на основі бази даних цифрових гістологічних і цитологічних зображень передракових та ракових станів молочної залози «BPCI2100»[14], що налічує близько 2100 зображень, поділених на класи. Приклади зображень наведено у таблиці 1.

Таблиця 1. Приклади цитологічних і гістологічних зображень

Цитологія			
мастопатія	кістозна мастопатія	непроліферативна мастопатія	фіброаденома
			
Гістологія			
листовидна мастопатія	фіброзно-кістозна мастопатія	непроліферативна мастопатія	фіброаденома
			

Як видно з таблиці 1, зображення поділене на 4 класи, що характеризують певний тип патології.

Узагальнена структура системи попередньої постановки діагнозу

Узагальнену структуру системи попередньої постановки діагнозу на основі цитологічних і гістологічних зображень наведено на рисунку 1. Система складається з двох базових модулів: згорткових нейронних мереж та експертної системи.

Вхідними даними для обох модулів є мікроскопічні зображення, що надходять від відеокамери. Фото досліджуваних зразків формують стек RGB зображень з високою роздільною здатністю. Зображення зберігаються в окремій директорії, назва якої кодується номером медичної картки пацієнта та датою створення зображень.

Медіанний фільтр застосовується для зниження рівня імпульсного шуму перед

подачею зображень на вхід згорткової нейронної мережі.

На вхід експертної системи надходять зображення, отримані в результаті досліджень тканин. Експерт, базуючись на своїх знаннях, виділяє кількісні та якісні характеристики мікрооб'єктів. На наступному етапі експерт формує правила продукційної бази знань.

На виході модуля згорткових нейронних мереж та експертної системи формується попередній діагноз.



Рис. 1. Узагальнена структура системи постановки попереднього діагнозу на основі гістологічних і цитологічних зображень

Перевагою використання ЗНМ є відсутність попереднього оброблення зображень. Однак особливості навчання та роботи нейронних мереж потребують значних часових затрат. На даний момент існує велика кількість алгоритмів класифікації, серед яких можна виділити такі: метод опорних векторів (SVM), k-найближчих сусідів (k – nearest neighbor). Недоліком застосування даних алгоритмів є потреба в обробленні мікроскопічних зображень на низькому та середньому рівнях комп'ютерного зору для подальшого виділення та обчислення кількісних характеристик мікрооб'єктів [15,16].

Нечіткі системи постановки діагнозу патологічних станів молочної залози

Застосування нечіткої логіки можна продемонструвати на прикладі діагностики передракових станів, що, як правило, вимагає саме біомедичних експериментів. Зібрання гістологічних зрізів – один із найточніших методів контролювання якості досліджень.

Для задання якісних ознак необхідно підсумувати досвід експерта-морфолога:

логічні дерева рішень, опис клітини та постановки діагнозу. Описові знання дозволено задавати у формі особливої онтології опису клітин, котра вміщає усі дані про ракові клітини. Відлагодження та послідовна онтологія налічується зі всіх вказаних морфологічних ознак, котрі досліджуються в окремий спосіб.

Розглянемо застосування нечіткої логіки на прикладі постановки діагнозу передракових станів молочної залози на основі аналізу гістологічних зображень.

Вихідна змінна формується з умовиводів фахівця на базі вхідних змінних про наявність виявлення діагнозу та складається з п'яти нечітких множин, а саме: проліферативна мастопатія (proliferative breast disease), непроліферативна мастопатія (nonproliferative breast disease), фіброаденома (fibroadenoma), внутрішньопротоковий та інвазивний рак (intraductal and invasive cancer).

Функції належності пропонованої нечіткої системи засновані на одержаних фахівцем знаннях з ознак передракових та ракових діагнозів. Наприклад, діагностування внутрішньопротокового раку відбувається на основі наявності таких ознак: поліморфізм клітин; різке збільшення розмірів клітин; атипові мітози; накопичування пухлинних клітин у просвітах протоків; поодинокі некрози клітин; клітини не інфільтрують через базальну мембрану протоків.

Інвазивний рак, у свою чергу, може діагностуватися, якщо на гістологічному зображенні лікар-експерт відмітить: різке збільшення розмірів клітин; поліморфізм клітин; атипові мітози; інвазивний ріст у навколишню тканину (в жирову клітковину); стертість базальних мембран; проникнення пухлинних клітин через базальну мембрану; наявність мікроальвеолярних або тубулярних структур; множинні некрози клітин; мікрокальцифікації.

Ознаки діагностування фіброаденоми: проліферація альвеол; проліферація внутрішньодолькових протоків; наявність рихлої базофільної сполучної тканини; наявність грубої оксифільної сполучної тканини; протоки вистелені епітелієм та міоепітелієм різного функціонального стану; мікроепітелій (видовжені темні клітини або світлі із шаровидними включеннями); формування химерних залозистих структур; гіаліноз сполучної тканини та атрофія епітелію.

Ознаки, які підтверджують діагноз непроліферативної мастопатії, наступні: мілкі кісти із альвеол однієї дольки; кісти розташовуються гніздами; кістозно розширені протоки; гіаліноз сполучної тканини; проліферація сполучної тканини; метаплазія темного епітелію в блідий (світлий); наявність великої кількості сполучної тканини навколо залоз і протоків свідчить про їх атрофію; утворення псевдососочків; атрофія залозистих ділянок і утворення кіст.

Ознаки діагностування проліферативної мастопатії: проліферація міоепітелію та ендотелію дрібних проток; розширення міжчасточкових протоків; проліферація дрібних протоків і альвеол; незначна частинна строма; відсутня базальна мембрана; проліферуючі міоепітеліальні клітини переміщуються у внутрішньо часточкову сполучну тканину і стають схожі на гладенькі м'язи.

Використовуючи навчальну вибірку гістологічних зображень та їхні якісні ознаки, необхідно побудувати функції належності.

Для побудови нечіткої системи постановки діагнозу патологічних станів молочної залози використано засіб FuzzyLogicToolbox середовища Matlab. Якісні ознаки виступають вхідними даними, а вихідними – правильно поставлений діагноз (рисунок 2).

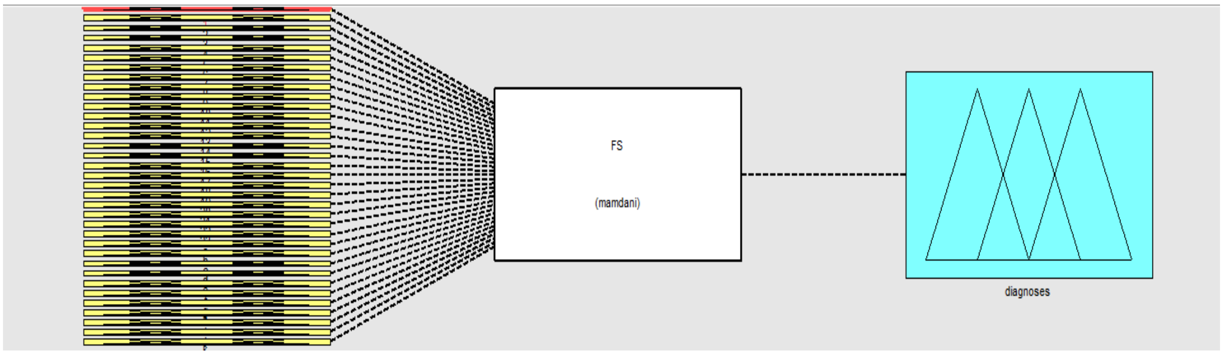


Рис. 2. Схема розробленої нечіткої системи в редакторі «Fuzzy Logic Toolbox»

Вхідні дані, якими виступають описані вище ознаки патологічних станів, задаються у вигляді дзвоноподібної функції належності. Варто зазначити, що усі вхідні змінні можуть бути лише присутні або відсутні на гістологічному зображенні, тому вони задаються нечіткими множинами, поданими на рисунку 3.

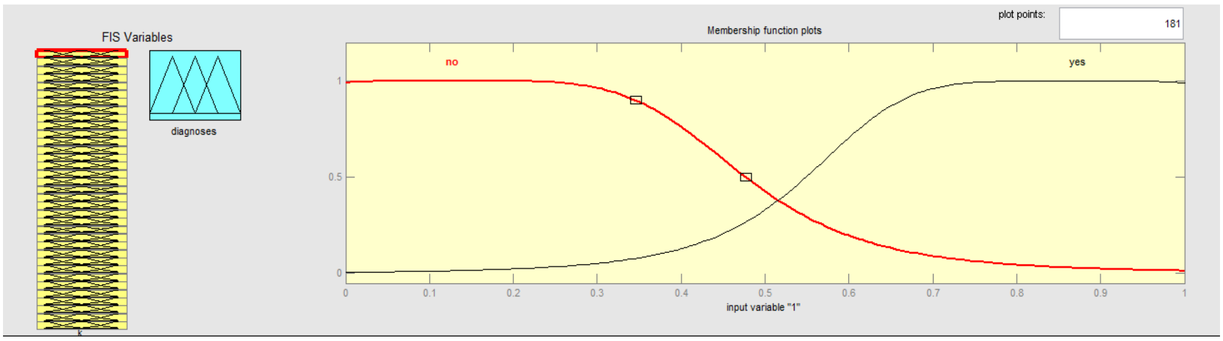


Рис. 3. Функції належності вхідних змінних нечіткої системи постановки діагнозу

Вихідні дані виступають власне діагнозом, отриманим з продукційних правил, тому вони матимуть вигляд трикутної функції належності, як зображено на рисунку 4.

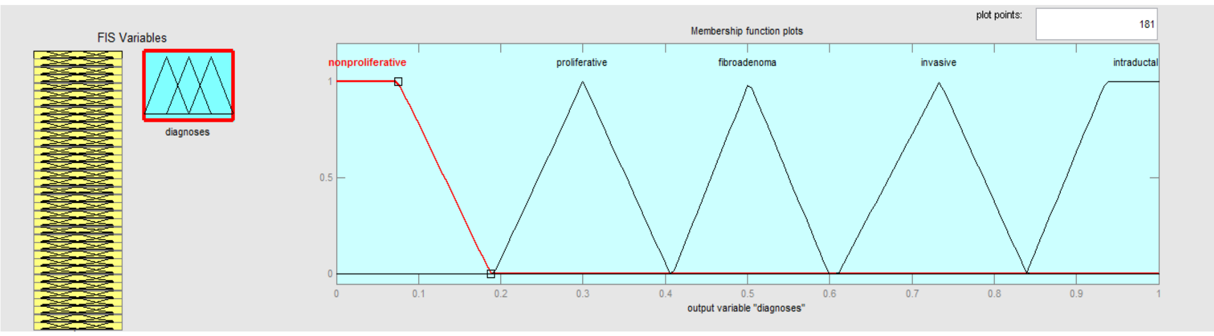


Рис. 4. Функції належності вихідних даних

Продукційні правила є невід'ємною частиною бази знань. Кожне продукційне правило відображає окрему частину знань, отриманих від експерта. Продукційні правила можна модифікувати як окрему одиницю, незалежно від інших правил. У медичній експертній системі такі правила використовуються для встановлення зв'язків між симптомами чи якісними ознаками та діагнозом.

У запропонованій нечіткій системі є 187 продукційних правил, частина яких показана на рисунку 5.

171. If (a is yes) and (b is yes) and (c is yes) and (j is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
172. If (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
173. If (b is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
174. If (a is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
175. If (a is yes) and (b is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
176. If (c is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
177. If (b is yes) and (c is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
178. If (a is yes) and (c is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
179. If (a is yes) and (b is yes) and (c is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
180. If (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
181. If (b is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
182. If (a is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
183. If (a is yes) and (b is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
184. If (c is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
185. If (b is yes) and (c is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
186. If (a is yes) and (c is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)
187. If (a is yes) and (b is yes) and (c is yes) and (j is yes) and (k is yes) and (l is yes) then (diagnoses is intraductal) (1)

Рис. 5. Приклад запису продукційних правил у редакторі «Rule editor»

Перевірка роботи нечіткої системи здійснюється шляхом аналізу бази продукційних правил (рисунок 6).

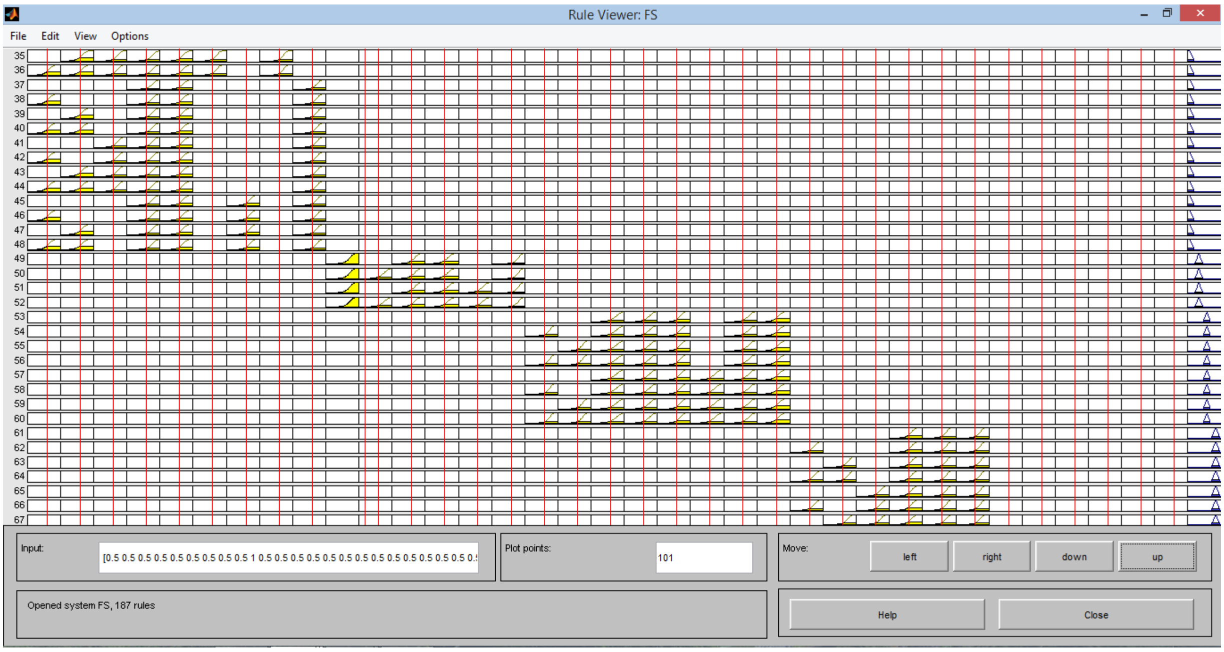


Рис. 6. Приклад роботи бази продукційних правил розробленої нечіткої системи

Комп'ютерні експерименти

Порівняльний аналіз класифікаторів цитологічних і гістологічних зображень наведено на рисунку 7. Для цитологічних зображень навчальну вибірку поділено на такі класи:

- цито-фіброзно-кістозна мастопатія;
- цито-кістозна мастопатія;
- цито-непроліферативна-фібромастопія;
- цито-непроліферативна мастопатія.

Навчальна вибірка для гістологічних зображень складається із таких класів:
- гісто-непроліферативна мастопатія;
- гісто-фіброаденома;
- гісто-фіброзно-кістозна мастопатія;
- гісто-листовидна-фіброаденома.

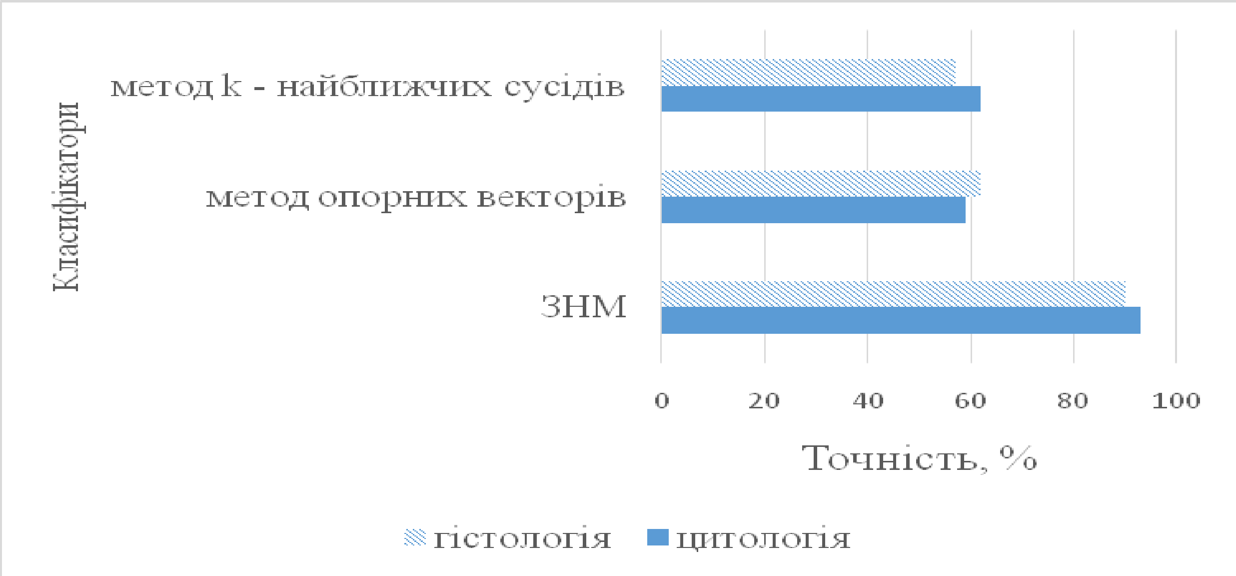


Рис. 7. Результати класифікації гістологічних і цитологічних зображень

Як видно з рисунку 7, згорткові нейронні мережі показали найкращі результати у порівнянні з алгоритмами k-найближчих сусідів методом опорних векторів. До того ж ЗНМ не вимагають значного попереднього оброблення зображень, виділення мікрооб'єктів і підрахунку кількісних характеристик мікрооб'єктів.

Аналіз рисунку 6 підтверджує працездатність запропонованої нечіткої системи постановки діагнозу. Тому застосування ЗМН та продукційних нечітких баз знань є перспективним шляхом підтвердження діагнозу патологічних станів тканин людського організму.

Висновки

У статті проведено аналіз засобів штучного інтелекту: інженерії знань і обчислювального інтелекту. Для опрацювання біомедичних зображень використано засоби обчислювального інтелекту: нейронні мережі та нечіткі системи. На основі цих засобів розроблено узагальнену структуру системи постановки попереднього діагнозу, що дало можливість розробити для програмний модуль для системи автоматизованої мікроскопії. Даний модуль складається з двох альтернативних каналів: згорткових нейронних мереж і нечіткої бази знань. Комп'ютерні експерименти класифікації гістологічних і цитологічних зображень показали, що згорткові нейронні мережі мають кращі результати порівняно із методами опорних векторів і k-найближчих сусідів у середньому на 20%.

Література

1. Zgurovsky M.Z., Zaychenko Y.P. (2013) *Fundamentals of Computing Intellect. Scientific Opinion*, 2013, 408 p.
2. Zhao B., Feng J., Wu X. (2017) A survey on deep learning-based fine-grained object classification and semantic segmentation *International Journal of Automation and Computing*, 14(2), 119–135.
3. Blekas K., Stafylopatis A., Kontoravdis D. (2012) Cytological Diagnosis Based on Fuzzy Neural Networks *Journal of Intelligent Systems*, 8(1-2), 55-79.
4. Оноприєнко В., Оноприєнко М. (2016) Штучний інтелект та інженерія знань: перевага інструментальних засобів інформаційної революції *Вісник Національного авіаційного університету. Серія : Філософія. Культурологія*, 1, 23-28.
5. Березький О.М., Піцун О.Й., Боднар А.Р., Долинюк Т.М. (2017) Класифікація гістологічних та цитологічних зображень на основі згорткових нейронних мереж. *Штучний інтелект*, 1(75), 33-42.

6. Методи, алгоритми і програмні засоби опрацювання біомедичних зображень /– Тернопіль: Економічна думка, ТНЕУ, 2017. – 350 с.
7. Qing L., Cai W., Wang X., Zhou Y., Feng D., Chen M. (2014) Medical image classification with convolutional neural *13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)* https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064414
8. Simonyan K., Zisserman A. (2015) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition *ICLR*
9. Abdelhafiz D., Nabavi S., Ammar R., Yang C. (2017) Survey on deep convolutional neural networks in mammography *IEEE 7th International Conference on Computational Advances in Bio and Medical Sciences* https://doi.org/10.1109/ICCABS.2017.8114310
10. Zhang X., Zhang Yi, Erik Y, Han Y. (2017) Whole mammogram image classification with convolutional neural networks *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 700-704 https://doi.org/10.1109/BIBM.2017.8217738
11. Shin H.-C., Roth R., Gao M., Lu L., Nogues I., Yao J., Mollura D., Summers R. (2016) Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 35(5), 1285-1298 https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2528162
12. Khalilabad D. Hassanpour N. (2017) Employing image processing techniques for cancer detection using microarray images. *Computers in Biology and Medicine*. 81, 139-147 (https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2016.12.012)
13. Aswathy M.A., Jagannath M. (2017) Detection of breast cancer on digital histopathology images: Present status and future possibilities *Informatics in Medicine Unlocked*., 8, 74-79 (https://doi.org/10.1016/j.imu.2016.11.001)
14. База даних цифрових гістологічних та цитологічних зображень передракових та ракових станів молочної залози «BPCI2100». /О.М. Березький, Г.М. Мельник, С.О. Вербовий, О.Й. Піцун, В.Д. Николюк, Т.В. Дацко // Свідоцтво про реєстрацію авторського права на твір №75359 від 14.12.2017 р.
15. Berezsky O., Verbovyy S., Pitsun O. (2018) Hybrid Intelligent information techology for biomedical image processing *Proceedings of the IEEE International Conference «Computer Science and Information Technologies» CSIT'2018*, 420-423 (https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2018.8526711)
16. Березький О.М., Піцун О.Й., Лящинський П.Б., Мельник Г.М. (2017) Інтелектуальна система автоматизованої мікроскопії аналізу гістологічних та цитологічних зображень *Штучний інтелект*, Київ, 2 (76), 128-140.

References

1. Zgurovsky M.Z., Zaychenko Y.P. (2013) Fundamentals of Computing Intellect. Scientific Opinion, 2013, 408 p.
2. Zhao B., Feng J., Wu X. (2017) A survey on deep learning-based fine-grained object classification and semantic segmentation *International Journal of Automation and Computing*, 14(2), 119–135.
3. Blekas K., Stafylopatis A., Kontoravdis D. (2012) Cytological Diagnosis Based on Fuzzy Neural Networks *Journal of Intelligent Systems*, 8(1-2), 55-79.
4. Onopriienko V., Onopriienko M. (2016) Shtuchnyi intelekt ta inzheneriia znan: perevaha instrumentalnykh zasobiv informatsiinoi revoliutsii Visnyk Natsionalnoho aviatsiinoho universytetu. Seriia : Filosofiia. Kulturolohiia, 1, 23-28.
5. Berezkyi O.M., Pitsun O.I., Bodnar A.R., Dolyniuk T.M. (2017) Klasyfikatsiia histolohichnykh ta tsytolohichnykh zobrazhen na osnovi zghortkovykh neironnykh merezh. Shtuchnyi intelekt, 1(75), 33-42.
6. Metody, algorytmy i programni zasoby opracyuvannya biomedychnych zobrazhen / Berezskyj O. M., Batko Yu.M., Berezska K.M., Verbovyj S.O., Daczko T.V., Dubchak L.O., Ignatyev I.V., Melnyk G.M., Nykolyuk V.D., Pitsun O.J. – Ternopil`: Ekonomichna dumka, TNEU, 2017. – 350 s.
7. Qing L., Cai W., Wang X., Zhou Y., Feng D., Chen M. (2014) Medical image classification with convolutional neural *13th International Conference on Control Automation Robotics & Vision (ICARCV)* https://doi.org/10.1109/ICARCV.2014.7064414
8. Simonyan K., Zisserman A. (2015) Very Deep Convolutional Networks for Large-Scale Image Recognition *ICLR*
9. Abdelhafiz D., Nabavi S., Ammar R., Yang C. (2017) Survey on deep convolutional neural networks in mammography *IEEE 7th International Conference on Computational Advances in Bio and Medical Sciences* https://doi.org/10.1109/ICCABS.2017.8114310
10. Zhang X., Zhang Yi, Erik Y, Han Y. (2017) Whole mammogram image classification with convolutional neural networks *IEEE International Conference on Bioinformatics and Biomedicine (BIBM)*, 700-704 https://doi.org/10.1109/BIBM.2017.8217738
11. Shin H.-C., Roth R., Gao M., Lu L., Nogues I., Yao J., Mollura D., Summers R. (2016) Deep Convolutional Neural Networks for Computer-Aided Detection: CNN Architectures, Dataset Characteristics and Transfer Learning *IEEE Transactions on Medical Imaging*. 35(5), 1285-1298 https://doi.org/10.1109/TMI.2016.2528162
12. Khalilabad D. Hassanpour N. (2017) Employing image processing techniques for cancer detection using microarray images. *Computers in Biology and Medicine*. 81, 139-147 (https://doi.org/10.1016/j.compbiomed.2016.12.012)
13. Aswathy M. A., Jagannath M. (2017) Detection of breast cancer on digital histopathology images: Present status and future possibilities *Informatics in Medicine Unlocked*., 8, 74-79 (https://doi.org/10.1016/j.imu.2016.11.001)

14. Baza danych cyfrovych gistologichnych ta cy`tologichnych zobrazhen` peredrakovych ta rakovych staniv molochnoyi zalozy` «BPCI2100». /O.M. Berezskyj, G.M. Melnyk, S.O. Verbovyj, O.J. Pitsun, V.D. Nykolyuk, T.V. Daczko // Svidocztvo pro reyestraciyu avtors`kogo prava na tvir #75359 vid 14.12.2017.
15. Berezsky O., Verbovyy S., Pitsun O. (2018) Hybrid Intelligent information techology for biomedical image processing Proceedings of the IEEE International Conference «Computer Science and Information Technologies» CSIT'2018, 420-423 (https://doi.org/10.1109/STC-CSIT.2018.8526711)
16. Berezkyi O.M., Pitsun O.I., Liashchynskyi P.B., Melnyk H.M. (2017) Intelektualna systema avtomatyzovanoi mikroskopii analizu histolohichnykh ta tsytolohichnykh zobrazhen Shtuchnyi intelekt, Kyiv, 2 (76), 128-140.

RESUME

O.M. Berezsky, O.Y. Pitsun, L.O. Dubchak

Means of artificial intelligence in automated systems microscopy

The article analyzes modern means of artificial intelligence. Traditional means include knowledge engineering. The computational intelligence has the following directions: 1) fuzzy logic, 2) neural networks, 3) genetic algorithms and evolutionary calculations.

Existing tools that are implemented in automated microscopy systems provide high-quality image processing only at low and average levels of computer vision. There are no means of artificial intelligence in these systems.

The trend of recent years is the use of convolutional neural networks. Rolling neural networks combine the selection of elementary signs of the image, the formation of more complex signs and recognition.

The formation of a training sample for conducting computer experiments was carried out on the basis of the database of digital histological and cytological imaging of the precancerous and breast cancer states of the BPCI2100. The database contains about 2100 images, which are divided into classes.

The generalized structure of the system of preliminary diagnosis is developed. This system consists of two basic modules: convolutional neural networks and a fuzzy knowledge base.

The fuzzy knowledge base for the diagnosis of pre-cancerous conditions of the breast cancer based on the analysis of histological images was developed.

FuzzyLogicToolbox Matlab environment is used to construct a fuzzy system for diagnosis of pathological conditions of the breast cancer.

Computer experiments were conducted. Rolling neural networks showed the best results in comparison with the algorithms of k-nearest neighbors by the method of reference vectors. In addition, roller neural networks do not require significant pre-processing of images, the allocation of micro-objects and the calculation of quantitative characteristics of microscopic objects.

Convolution neural networks have shown the best results compared with the k-nearest neighbors algorithm, support vector method. In addition, CNNs do not require significant pre-processing of images, the allocation of microscopic objects and the quantitative characteristics calculation of microscopic objects.

Надійшла до редакції 10.09.2018